

网络出版时间: 2026-04-29

网络出版地址: <https://link.cnki.net/urlid/61.1359.S.20260428.1136.002>

SIF 光谱指数构建及其在小麦条锈病遥感监测中的应用

任延穗¹, 薛一阳², 竞霞¹, 张咏¹, 程前进¹

(1. 西安科技大学测绘科学与技术学院, 陕西西安 710054; 2. 西北有色工程有限责任公司, 陕西西安 710038)

摘要:日光诱导叶绿素荧光(solar-induced chlorophyll fluorescence, SIF)与植被的光合生理及胁迫状况密切相关。为解决直接利用原始全波段 SIF 数据构建模型过程中出现的数据冗余问题,在利用相关性分析从全波段 SIF 光谱中选择对小麦条锈病严重度(severity level, SL)敏感波段的基础上,分别构建了倒数 SIF 光谱指数(reciprocal SIF spectrum index, RSI_{SIF})、对数 SIF 光谱指数(logarithmic SIF spectrum index, LSI_{SIF})、倒数对数 SIF 光谱指数(reciprocal logarithmic SIF spectrum index, $RLSI_{SIF}$)、一阶微分 SIF 光谱指数(first order differential SIF spectrum index, $FDSI_{SIF}$)、和值 SIF 光谱指数(sum SIF spectrum index, SSI_{SIF})以及差值 SIF 光谱指数(differential SIF spectrum index, DSI_{SIF}),对各指数与 SL 的相关性进行评估,筛选与 SL 相关性较强的指数采用随机森林回归(random forest regression, RFR)与支持向量回归(support vector regression, SVR)构建小麦条锈病遥感监测模型,并利用独立样本进行验证。结果表明,除 $FDSI_{SIF}$ 外,其余 SIF 指数与 SL 的相关性较全波段 SIF 和单一波段 SIF 均有不同程度提高,其中 LSI_{SIF} 与 SL 的相关性最高,其相关系数较远红光 SIF(far-red SIF, $FRSIF$)和原始全波段 SIF 分别提高了 91% 和 72%。基于 SIF 指数构建的模型精度均优于单一波段 SIF 及原始全波段 SIF,且 RFR 模型的总体表现优于 SVR 模型。在小区试验中,以全波段 SIF 为自变量构建的 RFR 模型决定系数(R^2)较 $FRSIF$ 提高了 42%,均方根误差(RMSE)降低了 22%;分别以 RSI_{SIF} 、 LSI_{SIF} 、 $RLSI_{SIF}$ 、 SSI_{SIF} 为自变量的 RFR 模型 R^2 较全波段 SIF 分别提高了 19%、21%、22% 和 21%, RMSE 分别降低了 19%、22%、23% 和 22%。在大田试验中,以 RSI_{SIF} 、 LSI_{SIF} 、 $RLSI_{SIF}$ 、 SSI_{SIF} 为自变量的 RFR 模型 R^2 较全波段 SIF 分别提高了 28%、27%、30% 和 23%, RMSE 分别降低了 21%、20%、22% 和 19%。综上,对全波段 SIF 进行数学变换构建出的 SIF 指数在小麦条锈病遥感监测上具备一定的稳定性与可迁移性。

关键词:小麦条锈病; SIF 光谱指数; 全波段 SIF; 光谱变换; 遥感监测

中图分类号: S512.1; S127

文献标识码: A

文章编号: 1009-1041(2026)06-0838-12

Construction of the SIF Spectral Indices and Its Application in Remote Sensing Monitoring of Wheat Stripe Rust

REN Yansui¹, XUE Yiyang², JING Xia¹, ZHANG Yong¹, CHENG Qianjin¹

(1. College of Geomatics Science and Technology, Xi'an University of Science and Technology, Xi'an, Shaanxi 710054, China;

2. Northwest Nonferrous Engineering Co. Ltd., Xi'an, Shaanxi 710038, China)

Abstract: Solar-induced chlorophyll fluorescence (SIF) is tightly coupled with plant photosynthetic functioning and provides a sensitive indicator of vegetation stress. To address the issue of data redundancy that arises during the process of building models directly using raw full-band SIF data, this study first performed correlation analysis on the full-band SIF to identify wavelength regions that are most responsive to wheat stripe rust severity level (SL). Based on the selected sensitive bands, six SIF spectrum indices were subsequently developed through mathematical transformations, including the

收稿日期: 2025-11-28

修回日期: 2025-12-29

基金项目: 国家自然科学基金项目(42171394); 国家自然科学基金青年项目(42201042)

第一作者 E-mail: suisuixust@163.com (任延穗)

通讯作者 E-mail: jingxiastust@163.com (竞霞)

reciprocal SIF spectrum index(RSI_{SIF}), logarithmic SIF spectrum index(LSI_{SIF}), reciprocal logarithmic SIF spectrum index($RLSI_{SIF}$), first order differential SIF spectrum index($FDSI_{SIF}$), sum SIF spectrum index(SSI_{SIF}), and differential SIF spectrum index(DSI_{SIF}). Subsequently, the correlations between each index and SL were evaluated, and indices showing stronger associations with SL were selected to develop wheat stripe rust remote sensing monitoring models using random forest regression (RFR) and support vector regression(SVR), which were further validated with independent samples. The results indicated that, all SIF spectrum indices showed stronger correlations with SL than the raw full-band SIF data and the single-band FRSIF datas. Among them, LSI_{SIF} exhibited the highest sensitivity to SL, achieving correlation improvements of 91% relative to far-red SIF(FRSIF) and 72% relative to the original full-spectrum SIF. In terms of predictive performance, models driven by the SIF spectrum indices generally outperformed those based on FRSIF or untransformed full-spectrum SIF, while RFR delivered superior overall accuracy compared with SVR across experiments. In the controlled plot experiment, the RFR model using full-spectrum SIF as predictors increased R^2 by 42% and reduced RMSE by 22%, compared with the FRSIF-based model. Moreover, RFR models incorporating RSI_{SIF} , LSI_{SIF} , $RLSI_{SIF}$, and SSI_{SIF} further improved R^2 by 19%, 21%, 22%, and 21% over the full-spectrum SIF model, accompanied by RMSE reductions of 19%, 22%, 23%, and 22%, respectively. In the field experiment, the corresponding RFR models achieved additional gains in R^2 of 28%, 27%, 30%, and 23% relative to the full-spectrum SIF model, while decreasing RMSE by 21%, 20%, 22%, and 19%, respectively. Overall, these findings suggest that SIF spectrum indices constructed through mathematical transformations of full-spectrum SIF can effectively enhance the disease-related signal, leading to more accurate and robust estimates of wheat stripe rust severity. The consistent improvements observed across the controlled plot experiment and the field experiment further highlight the stability and potential transferability of the proposed indices, supporting their applicability for operational remote sensing-based crop disease monitoring.

Keywords: Wheat stripe rust; Solar-induced chlorophyll fluorescence(SIF) spectrum index; Full-band SIF; Spectral transformation; Remote sensing monitoring

小麦在中国粮食生产体系中占据核心地位,其产量和品质直接关系粮食供给的稳定与安全。小麦条锈病由条形柄锈菌侵染引发,属于典型的小麦真菌性病害,具有爆发性强、发病势猛、流行性广的特点,对小麦产量和品质影响较大^[1]。反射率光谱数据因获取便捷、技术成熟,已成为农业遥感领域中常用的重要数据源之一。条锈病菌侵入后,小麦植株的叶绿素水平、叶片结构、含水率等与健康植株形成明显差异^[2],因而利用高光谱反射率数据可实现小麦条锈病病情的识别与定量监测^[3-7]。但反射率光谱主要反映植被“绿度”信息,难以直接揭示作物光合作用的生理状态^[8],存在明显的信息滞后性^[9],难以有效捕捉病害早期的胁迫信号。

日光诱导叶绿素荧光(solar-induced chlorophyll fluorescence, SIF)是植物光合作用过程中叶绿素分子吸收光能后自发释放的荧光信号,具有红光(约 685 nm)和远红光(约 740 nm)两个发

射峰,能够直接表征光合反应中心的能量分配状态,是反映植被光合作用效率的天然“探针”^[10],与作物光合生理状态密切相关^[11],为病害的早期监测提供了可能。张永江等^[12]利用标准夫琅禾费暗线法(fraunhofer line discrimination, FLD)分别反演了 688、760 nm 波段的 SIF,证实了冠层 SIF 信息可反映田间小麦条锈病的发病状况;竞霞等^[13]利用三波段夫琅禾费暗线法(three-band fraunhofer line discrimination, 3FLD)算法反演 O_2 -A 和 O_2 -B 两个波段 SIF 并基于偏最小二乘(partial least squares, PLS)算法构建模型,发现 SIF 在小麦条锈病的早期探测上具有优势。高媛等^[14],闫菊梅等^[15],段维纳等^[16]融合反射率光谱探测作物生化参数的有效性及 SIF 对光合生理诊断的敏感性,基于不同的算法构建了协同 SIF 与反射率光谱指数的小麦条锈病遥感监测模型,增强小麦条锈病病情严重度的遥感探测精度。此

外,竞霞等^[17]还将红光波段 SIF 逃逸率用于监测小麦条锈病,提高了病害胁迫的敏感识别能力。

利用 SIF 监测小麦条锈病的研究已取得诸多成果,但目前研究多聚焦于红光 SIF (red SIF, RSIF) 及远红光 SIF (far-red SIF, FRSIF) 的强度信息。单波段 SIF 只能反映光合生理变化的局部特征,难以全面捕捉病害胁迫下作物光合系统的复杂响应。全波段 SIF 光谱(640~800 nm)包含各波段的强度信息与形状特征,但不同波段间存在较强的相关性^[18],直接用原始全波段 SIF 数据进行模型构建易引入冗余数据,既增加计算成本又干扰模型对关键胁迫信号的识别,降低作物病害的遥感监测精度^[19]。

为解决上述问题,本研究以全波段 SIF 光谱为基础构建了倒数 SIF 光谱指数(reciprocal SIF spectrum index,RSI_{SIF})、对数 SIF 光谱指数(logarithmic SIF spectrum index,LSI_{SIF})、倒数对数 SIF 光谱指数(reciprocal logarithmic SIF spectrum index,RLSI_{SIF})、一阶微分 SIF 光谱指数(first order differential SIF spectrum index,FD-SI_{SIF})、和值 SIF 光谱指数(sum SIF spectrum index,SSI_{SIF})以及差值 SIF 光谱指数(differential SIF spectrum index,DSI_{SIF})用于小麦条锈病的监测,并通过随机森林回归(random forest regres-

sion,RFR)和支持向量回归(support vector regression,SVR)分别构建小麦条锈病遥感监测模型,以期提升小麦条锈病的遥感监测精度,为其他作物病害遥感监测提供参考。

1 数据与方法

1.1 研究区概况

1.1.1 小区控制试验

小区控制试验在河北省廊坊市中国农业科学院研究试验站(39°30'40"N,116°36'20"E)进行,2017 年 10 月 4 日以 113 株·m² 的播种密度种植高感条锈病品种铭贤 169 号。试验田划分为 4 个小区(A、B、C、D),每个小区面积为 220 m²,其中 B、C 为染病处理,A、D 为健康对照,小区间间隔 5 m 以上(图 1)。采用 0.9 mg·L⁻¹ 的孢子水悬浮液,于 2018 年 4 月 9 日 17:00—18:00 通过喷雾方式进行条锈菌人工接种,接种后在小麦植株上覆盖喷水处理的塑料薄膜维持夜间高湿环境并于次日记录接种情况。整个生育期统一田间管理,每个小区均施氮 200 kg·hm⁻² 和灌水 450 m³·hm⁻²,小麦植株形成了由轻度至重度不等的条锈病发生梯度,于 2018 年 5 月 15 日、5 月 18 日、5 月 24 日、5 月 30 日测量了冠层光谱并调查了病情严重程度水平。

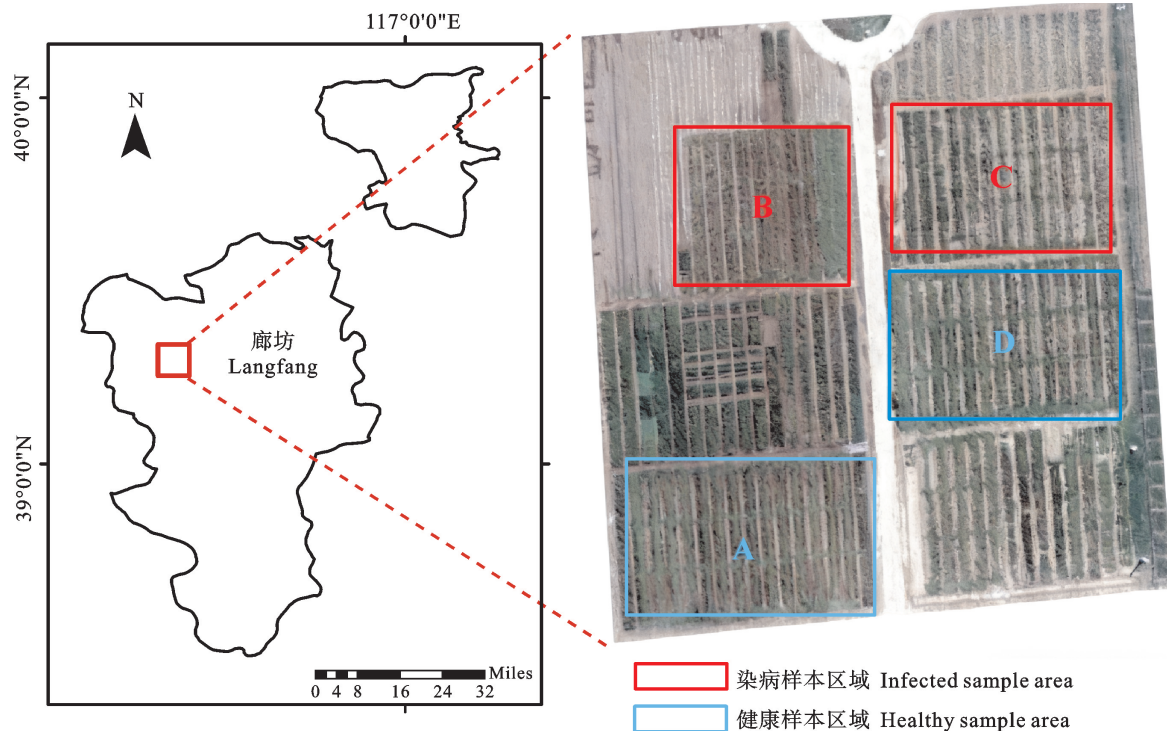


图 1 小区控制试验概况

Fig. 1 Overview of the controlled plot experiment

1.1.2 大田试验

大田试验数据来源于陕西省宝鸡市岐山县(34°26′52″N, 107°37′42″E)调查结果。该县属大陆性季风半湿润气候区, 年均气温约 11.9℃, 年均降水量约 631.5 mm, 年日照时数约 2 000 h。研究区种植的小麦品种为西农 822, 调查田块小麦均由农户自行种植和管理, 小麦条锈病自然发病(图 2)。于 2021 年 4 月 16 至 17 日、4 月 28 日至 30 日、5 月 5 日至 6 日、5 月 9 日、5 月 12 日至 13 日, 调查小麦条锈病病情严重度水平并同步测定冠层光谱, 调查期间研究区条锈病发生呈明显空间差异, 整体以中轻度发生为主(表 1)。其中, 该县凤鸣镇北郭村病情最为严重, 部分地块叶片受害面积较大; 刘家河村以零星病斑为主, 发生程度较轻; 北吴邵村在防治后仍出现不同程度复发。

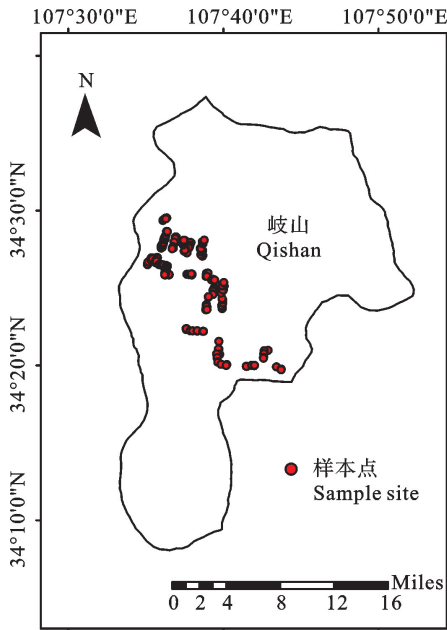


图 2 大田试验研究区概况

Fig. 2 Overview of the field experimental research area

1.2 试验数据获取

1.2.1 冠层光谱测量

小麦冠层光谱测量采用美国 Ocean Optics 公司 QE-Pro 光谱仪, 其光谱分辨率为 0.31 nm, 光谱采样间隔为 0.15 nm, 采样波长范围为 640~800 nm。测量时光谱探头与小麦冠层的距离为 0.9 m, 视场角为 15°, 测量均在晴朗无云天气条件下进行。小区控制试验的测量时间为北京时间 11:30—14:30, 所有样本的观测都在 1 m×1 m 的样方内进行, 在每个病情严重度等级对应的小区内, 按照随机抽样原则设置采样点; 大田试验的

测量时间为北京时间 11:00—14:00, 所有样本的观测均在 40 cm×40 cm 的样方内进行, 在每一病情严重度等级区域内随机布设样方。每个样方的光谱数据由连续观测 10 次并取平均获得。为确保数据的真实性与可靠性, 每次采样前后均借助标准 BaSO₄ 参考板校正冠层辐亮度数据。小麦冠层反射率(ρ)数据的计算公式:

$$\rho = L_{\text{target}} / L_{\text{broad}} \times \rho_{\text{broad}} \tag{1}$$

式中, L_{target} 和 L_{broad} 分别为小麦冠层辐亮度和参考板辐亮度, ρ 和 ρ_{broad} 分别为小麦冠层反射率和参考板反射率。

1.2.2 小麦条锈病严重度调查

小麦冠层病情严重度(severity level, SL)调查采用“五点取样法”。单叶病情严重度用病斑面积占叶片面积的百分比表示^[20], 冠层病情严重度是在量化单叶受害程度的基础上, 利用式(2)进行计算。

$$SL = \frac{\sum n f_n}{f} \times 100\% \tag{2}$$

式中, n 为病情严重度梯度值, f_n 为第 n 个梯度对应的叶片数, f 为总叶片数。

本研究将样本数据根据轻度(0% < SL ≤ 30%)、中度(30% < SL ≤ 60%)和重度(SL > 60%)将小麦条锈病严重程度分为 3 个等级^[20]。全波段 SIF 光谱呈现“双峰”形态, SL 越大 SIF 曲线越靠下(图 3)。不同病情严重度下的样本数量由表 1 所示。

1.2.3 全波段 SIF 光谱提取

本研究选用 F-SFM(full-spectrum spectral fitting method)算法进行全波段 SIF 光谱提取。该算法首先在 640~800 nm 区间对光谱反射率及

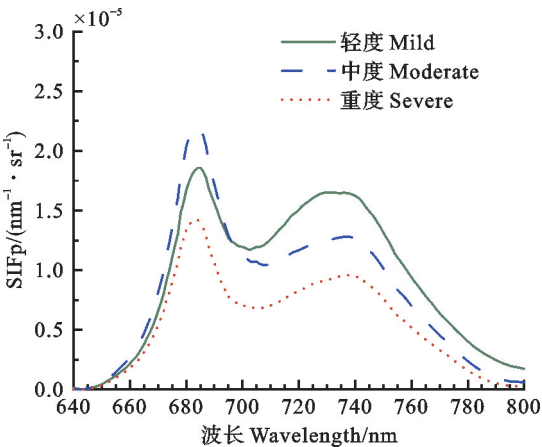


图 3 不同病害等级下的平均 SIF 值

Fig. 3 Mean SIF values based on different levels

表 1 不同病情严重度等级的样本数量分布

Table 1 Sample distribution across different severity levels of disease conditions

等级 Level	小区试验样本数量 Number of samples in the plot experiment	大田试验样本数量 Number of samples in the field experiment
轻度 Mild	26	169
中度 Moderate	72	73
重度 Severe	78	12
合计 Total	176	254

SIF 利用主成分分析(principal components analysis, PCA)进行降维建模。然后采用最小二乘法对主成分的权重系数进行求解,并通过迭代优化逐步削弱 SIF 对表观反射率的贡献。最后以吸收波段为约束,对残差谱实施全波段拟合与校正,重

$$SIF_{in} = \frac{(I_{left}\omega_{left} + I_{right}\omega_{right})L_{in} - I_{in}(L_{left}\omega_{left} + L_{right}\omega_{right})}{I_{left}\omega_{left} + I_{right}\omega_{right} - I_{in}} \quad (5)$$

式中, I_{left} 、 I_{right} 分别为吸收线左、右侧的太阳辐照度, ω_{left} 、 ω_{right} 分别为吸收线左、右侧参考波段所占权重, L_{left} 、 L_{right} 分别为吸收线左、右侧的冠层反射辐亮度, λ_{in} 、 λ_{left} 、 λ_{right} 分别为吸收线内、左侧、右侧的波长。

1.3 数据预处理

为提升光谱数据的信噪比并减弱异常波段对建模结果的干扰,本研究首先采用光合有效辐射(photosynthetically active radiation, PAR)对 SIF 进行归一化得到 $SIF_{P(\lambda)}$,以减弱 PAR 对 SIF 的影响,提高对植被光合生理信息提取的有效性和准确性^[25],同时采用绝对中位值偏差(median absolute deviation, MAD)进行异常数据的剔除,以 3 倍 MAD 为阈值。

$$SIF_{P(\lambda)} = \frac{SIF_{\lambda}}{PAR} \quad (6)$$

式中, $SIF_{P(\lambda)}$ 为 λ 波长处的归一化 SIF, SIF_{λ} 为 λ 波长处的 SIF, PAR 为光合有效辐射。

1.4 SIF 光谱指数的构建

相关性分析发现,原始全波段 SIF 光谱中各波长的 SIF 强度与 SL 之间均呈负相关(图 4)。这是因为冠层 SIF 强度与吸收光合有效辐射(absorbed photosynthetic active radiation, APAR)密切相关^[26],随着 SL 的增大叶绿素含量降低, APAR 减弱,荧光的发射相应减少^[27]。在 679~706 nm 的波长范围内 SIF 与 SL 的相关性随波长的增加而增大,至 706 nm 时相关性达到最大;在 700~800 nm 的波长范围内 SIF 与 SL 保持较

建完整的 SIF 光谱曲线^[21]。

1.2.4 单波段 SIF 的提取

本研究选用 3FLD 提取单波段冠层 SIF 信息。该算法假设夫琅禾费吸收线附近荧光发射与地表反射率随波长线性变化,通过构建 3 个窄窗波段,将 SIF 信号从夫琅禾费线中分离出来,实现单波段 SIF 的提取。相较于标准 FLD^[22]以及改进夫琅禾费暗线法(improved fraunhofer line discriminator, iFLD)^[23], 3FLD 算法具有更好地稳健性^[24]。具体算法如式 3~5 所示:

$$\omega_{left} = \frac{\lambda_{right} - \lambda_{in}}{\lambda_{right} - \lambda_{left}} \quad (3)$$

$$\omega_{right} = \frac{\lambda_{in} - \lambda_{left}}{\lambda_{right} - \lambda_{left}} \quad (4)$$

高的相关性;但在 640~700 nm 的波长范围内 SIF 与 SL 的相关性较低,这是因为该波段区间内叶绿素重吸收强^[28]且其夫琅和费吸收线较浅^[29], SIF 的反演精度较低。对全波段 SIF 光谱与 SL 的相关系数进行显著性检验,筛选出满足显著性水平($P < 0.05$)的波段(643~645、651~653、683~800 nm)作为敏感特征波段,用于构建监测小麦条锈病严重度的 SIF 光谱指数。

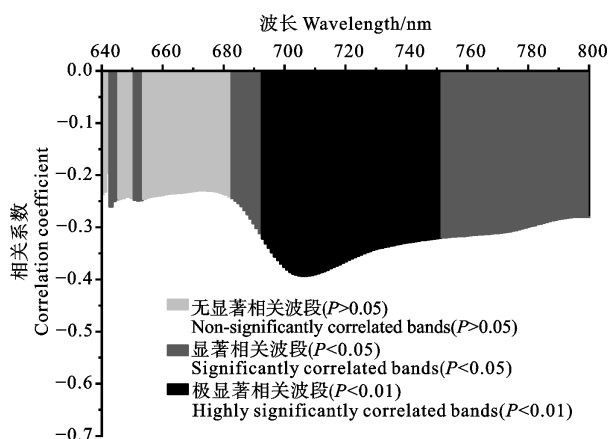


图 4 全波段 SIF 与 SL 相关性

Fig. 4 Correlation between full-band SIF and SL

为更有效地利用全波段 SIF 光谱曲线的形状特征与强度信息,提高对小麦条锈病病情严重度的预测能力,本研究基于所筛选的敏感波段,通过倒数、对数和微分变换分别构建倒数 SIF 光谱指数(reciprocal SIF spectrum index, RSI_{SIF})、对数 SIF 光谱指数(logarithmic SIF spectrum index,

LSI_{SIF})、倒数对数 SIF 光谱指数(reciprocal logarithmic SIF spectrum index, RLSI_{SIF})和一阶微分 SIF 光谱指数(first order differential SIF spectrum index, FDSI_{SIF}),通过这些数学变换能够增强光谱差异,突显胁迫引起的细微变化,同时抑制环境因素的噪声干扰^[30-33]。

$$RSI_{SIF} = \frac{1}{SIF_{\lambda_i}} \quad (7)$$

$$LSI_{SIF} = \log SIF_{\lambda_i} \quad (8)$$

$$RLSI_{SIF} = \frac{1}{\log SIF_{\lambda_i}} \quad (9)$$

$$FDSI_{SIF}(\lambda_i) = \frac{FDSI_{SIF}(\lambda_{i+1}) - FDSI_{SIF}(\lambda_{i-1})}{2\Delta\lambda} \quad (10)$$

式中, λ_i 、 λ_{i+1} 和 λ_{i-1} 为*i*、*i*+1和*i*-1波段的波长, $\Delta\lambda$ 为相邻波段的波长间隔。

同时,本研究选取与病情严重度达到极显著相关的 8 个关键位置波段,包括红光区峰值附近波段(683、684 和 685 nm)、谷值波段(700 nm)、全波段相关性最高波段(706 nm),以及远红光区峰值附近波段(736、737 和 738 nm),对其进行和、差等组合,计算所有波段组合的和值 SIF 光谱指数(sum SIF spectrum index, SSI_{SIF})以及差值 SIF 光谱指数(differential SIF spectrum index, DSI_{SIF}):

$$SSI_{SIF} = SIF_{\lambda_1} + SIF_{\lambda_2} \quad (11)$$

$$DSI_{SIF} = SIF_{\lambda_1} - SIF_{\lambda_2} \quad (12)$$

式中, SIF_{λ_1} 与 SIF_{λ_2} 分别代表 683、684、685、700、706、736、737 和 738 nm 中任意两个不同波段的 SIF 值。

1.5 模型建立与评价

本研究采用保留样本交叉检验方式,将样本数据按 3:1 随机划分为训练集与测试集,利用 RFR 和 SVR 两种机器学习算法构建模型。RFR 基于集成学习原理,通过构建多棵决策树并对各树预测结果进行集成,实现对目标变量的稳健估计,能够有效降低单棵决策树的方差与过拟合风险,提高模型的泛化能力与预测稳定性^[34]。SVR 是一种基于支持向量机的回归算法,通过寻找最优超平面来拟合数据^[35]。研究采用决定系数(coefficient of determination, R^2)以及均方根误差(root mean square error, RMSE)评价模型精度。由于模型输入的病情严重度采用小数形式输入,因此 RMSE 结果也均以小数形式表示。

2 结果与分析

2.1 SIF 光谱指数与 SL 的相关性

为了探究所构建的 SIF 光谱指数对 SL 的响应能力,对单波段 FRSIF、RSI_{SIF}、LSI_{SIF}、RLSI_{SIF}、FDSI_{SIF}、DSI_{SIF}、SSI_{SIF}与 SL 进行相关性分析,结果(图 5)表明,单波段 FRSIF 与 SL 呈显著正相关,相关系数为 0.354;RSI_{SIF}在 643~702、716~745、765~800 nm 波段与 SL 显著相关,在 722~745、766~800 nm 波段达极显著相关,尤其是 740 nm 处相关性达到最大(图 5a);LSI_{SIF}的所有波段均与 SL 极显著相关,735 nm 处相关性达到最大(图 5b);RLSI_{SIF}在所有波段范围内均与 SL 极显著相关,相关性在 737 nm 处达到最大值(图 5c);FDSI_{SIF}在不同波段与 SL 均无显著相关(图 5d)。SSI_{SIF}在所有波段组合与 SL 均极显著相关,其中 736 与 737 nm 波段组合构建的 SSI_{SIF}与 SL 之间的相关性最大(图 5e);DSI_{SIF}中 683 与 684、685、706、736 nm 波段组合,684 与 685、706 nm 波段组合,685 与 706 nm 波段组合,700 与 706 nm 波段组合与 SL 均显著相关,683 与 706 nm、684 与 706 nm、685 与 706 nm、700 与 706 nm 波段组合与 SL 均极显著相关,其中 683 与 706 nm 波段组合构建的 DSI_{SIF}与 SL 之间的相关系数最大(图 5f)。

总体来看,全波段 SIF 及相关 SIF 指数与 SL 的最大相关性都出现在远红光区域(图 4、图 5a~图 5f),因此本研究将单波段 FRSIF 作为对照。综合比较 SIF 指数、全波段 SIF 与 SL 的相关性可以看出,仅 FDSI_{SIF}的最大相关性较全波段 SIF 有所下降,RSI_{SIF}、LSI_{SIF}、RLSI_{SIF}、SSI_{SIF}和 DSI_{SIF}分别提高了 49%、72%、56%、48%和 21%,因此本研究选择与 SL 相关系数绝对值高于 0.5 的 RSI_{SIF}、LSI_{SIF}、RLSI_{SIF}和 SSI_{SIF}作为自变量用于建模。

2.2 小麦条锈病遥感监测模型构建与精度评价

2.2.1 基于 SIF 光谱指数的建模效果

基于小区试验数据,分别以 RSI_{SIF}、LSI_{SIF}、RLSI_{SIF}和 SSI_{SIF}为自变量,构建小麦条锈病遥感监测 RFR 模型(图 6)和 SVR 模型(图 7)。利用 SIF 光谱指数构建的 RFR 模型和 SVR 模型在训练集上都表现良好,其 R^2 均高于 0.75,其中以 RLSI_{SIF}为自变量的 RFR 模型 R^2 最高(0.790),RMSE 最低(0.110),LSI_{SIF}次之。以全波段 SIF 光谱为自变量的 RFR、SVR 模型在 R^2 上分别较单波段 FRSIF 提高了 42%、44%,RMSE 分别降

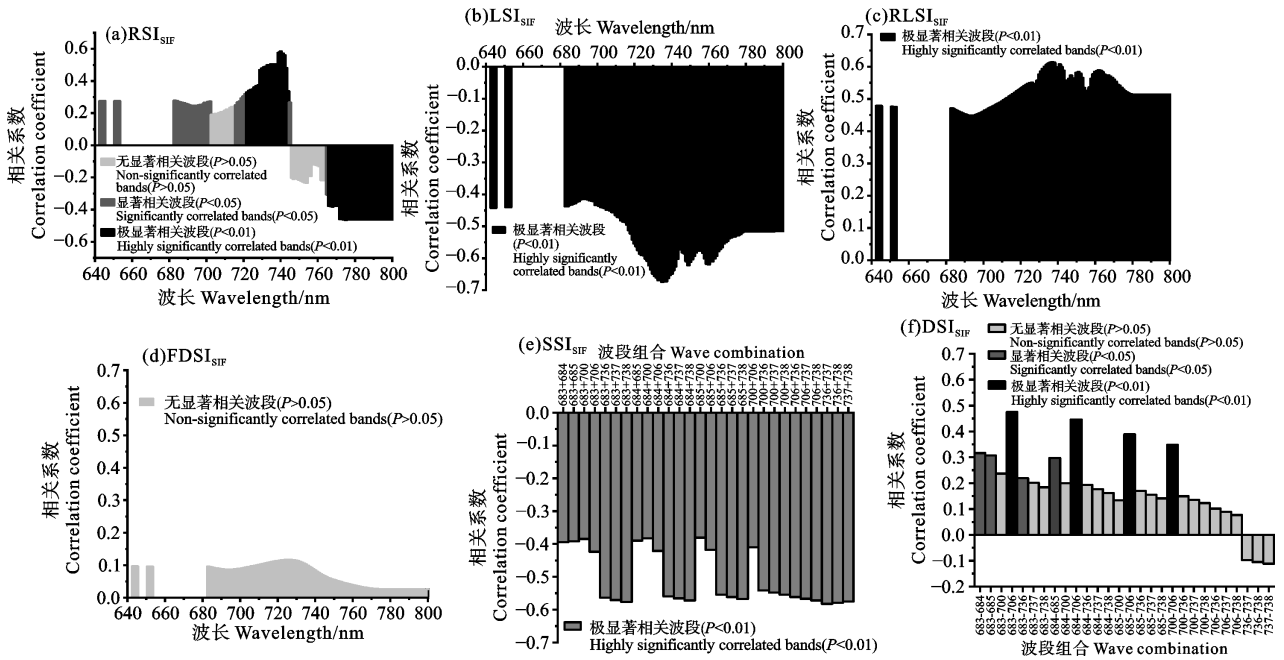


图 5 SIF 光谱指数与病情严重度的相关性

Fig. 5 Correlation between different SIF spectrum index and SL

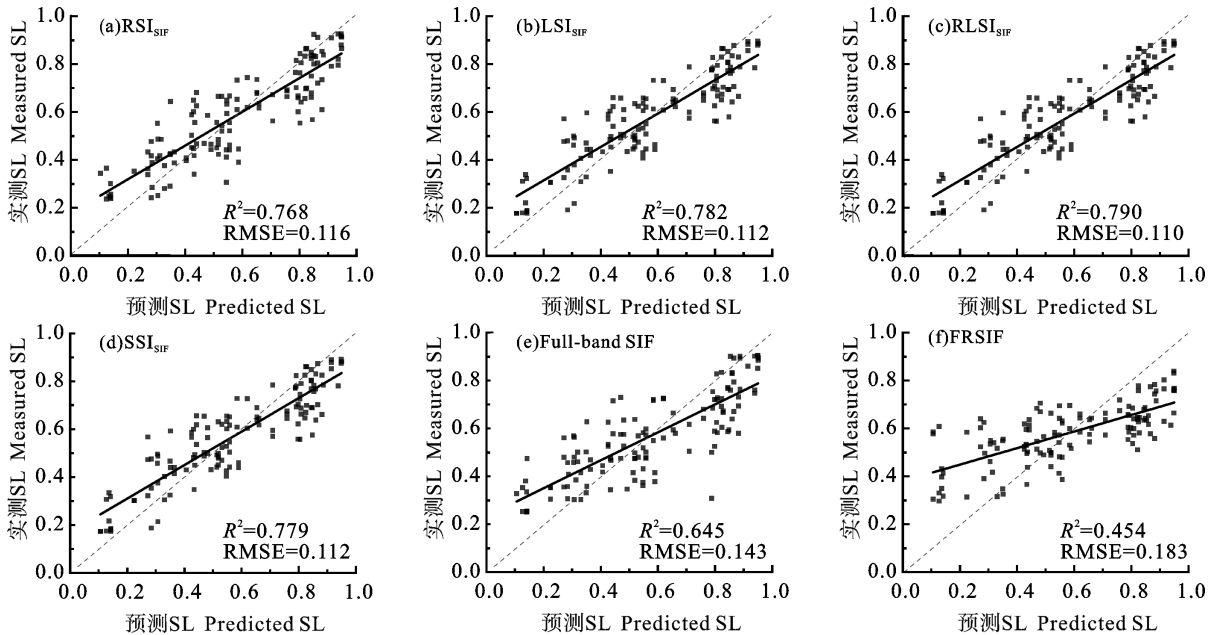


图 6 基于 RFR 的小麦条锈病遥感监测模型训练集结果

Fig. 6 Training set results of the RFR-based wheat stripe rust remote sensing monitoring model

低了 22%、18%，说明全波段 SIF 光谱在监测小麦条锈病严重度方面优于单波段 FRSIF。

综合对比发现，在小麦条锈病监测效果上，无论是 SIF 指数还是全波段 SIF，RFR 模型表现略优于 SVR 模型(图 6 和图 7)。从 RFR 模型训练集结果(图 6)看，以 RSI_{SIF} 、 LSI_{SIF} 、 $RLSI_{SIF}$ 、 SSI_{SIF} 为自变量的 RFR 模型的 R^2 较单波段 FRSIF 分别提高了 69%、72%、74%和 72%，较全波段 SIF

分别提高了 19%、21%、22%和 21%；RMSE 较单波段 FRSIF 分别降低了 37%、39%、40%和 39%，较全波段 SIF 分别降低了 19%、22%、23%和 22%。这表明，通过对全波段 SIF 进行光谱变换所构建的 4 种 SIF 光谱指数均可以提高小麦条锈病病情严重度的预测精度。

利用小区试验的测试集对模型进行检验，结果(图 8~图 9)表明，在不同机器学习算法下，以

SIF 指数为自变量的小麦条锈病遥感监测模型的预测精度均优于全波段 SIF 及 FRSIF, 进一步说明通过数学变换构建的 SIF 指数在抑制噪声与增强病害敏感信息方面具有一定优势。

2.2.2 基于大田独立数据集的建模与验证结果

为进一步探究 SIF 指数对小麦条锈病遥感监测精度的提升作用, 利用大田数据构建 RFR 模型并验证。利用 4 种 SIF 光谱指数构建的 RFR 模型在训练集上表现良好, R^2 均高于 0.69(图 10)。

其中, 以 $RLSI_{SIF}$ 为自变量的 RFR 模型 R^2 最高 (0.736), RMSE 最低 (0.087), LSI_{SIF} 次之。以 RSI_{SIF} 、 LSI_{SIF} 、 $RLSI_{SIF}$ 、 SSI_{SIF} 为自变量的 RFR 模型 R^2 较单波段 FRSIF 分别提高了 130%、129%、134% 和 121%, 较全波段 SIF 分别提高了 28%、27%、30% 和 23%; RMSE 较单波段 FRSIF 分别降低了 38%、38%、40% 和 37%, 较全波段 SIF 分别降低了 21%、20%、22% 和 19%, 与小区试验结论一致。

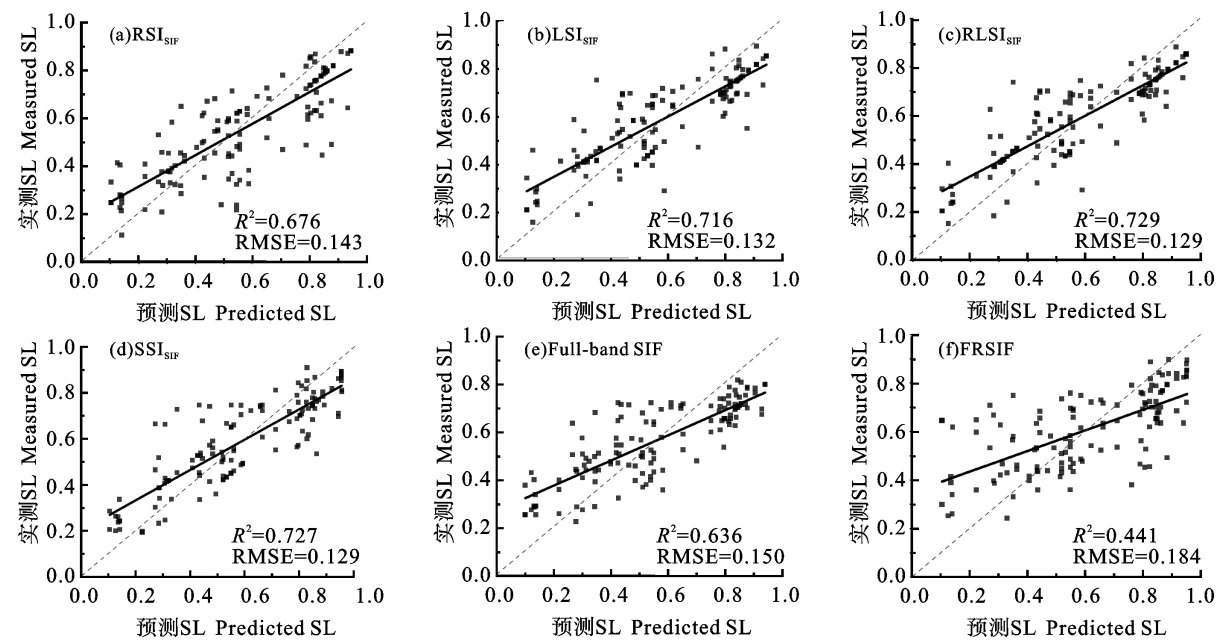


图 7 基于 SVR 的小麦条锈病遥感监测模型训练集结果

Fig. 7 Training set results of the SVR-based wheat stripe rust remote sensing monitoring model

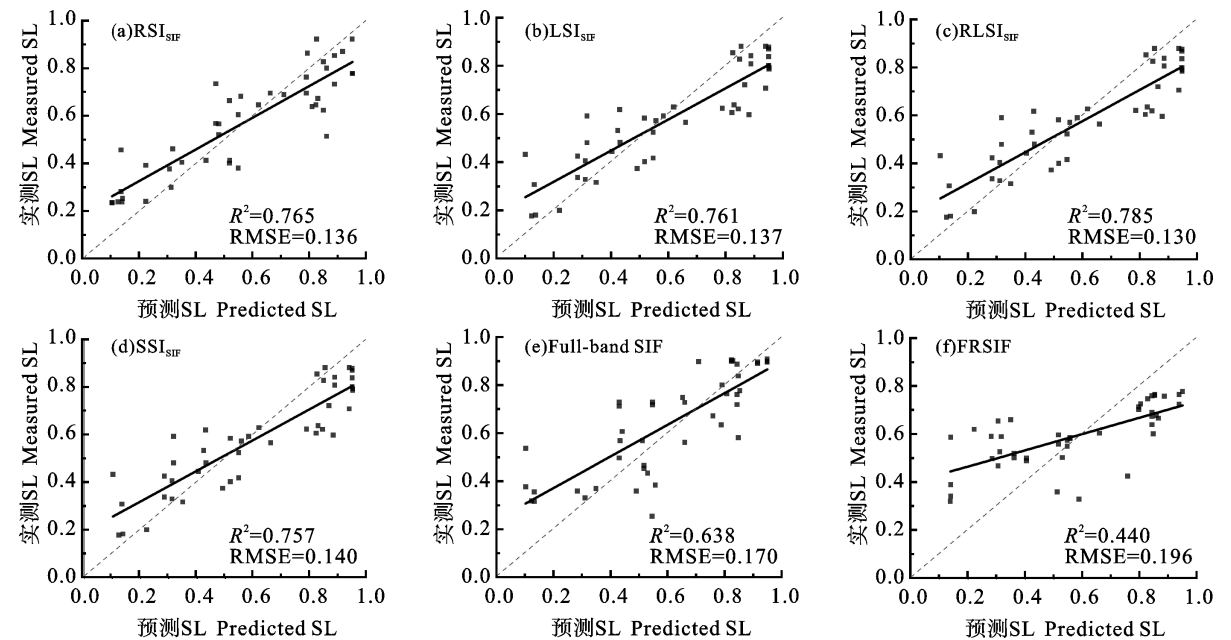


图 8 基于 RFR 的小麦条锈病遥感监测模型测试集结果

Fig. 8 Test set results of the RFR-based wheat stripe rust remote sensing monitoring model

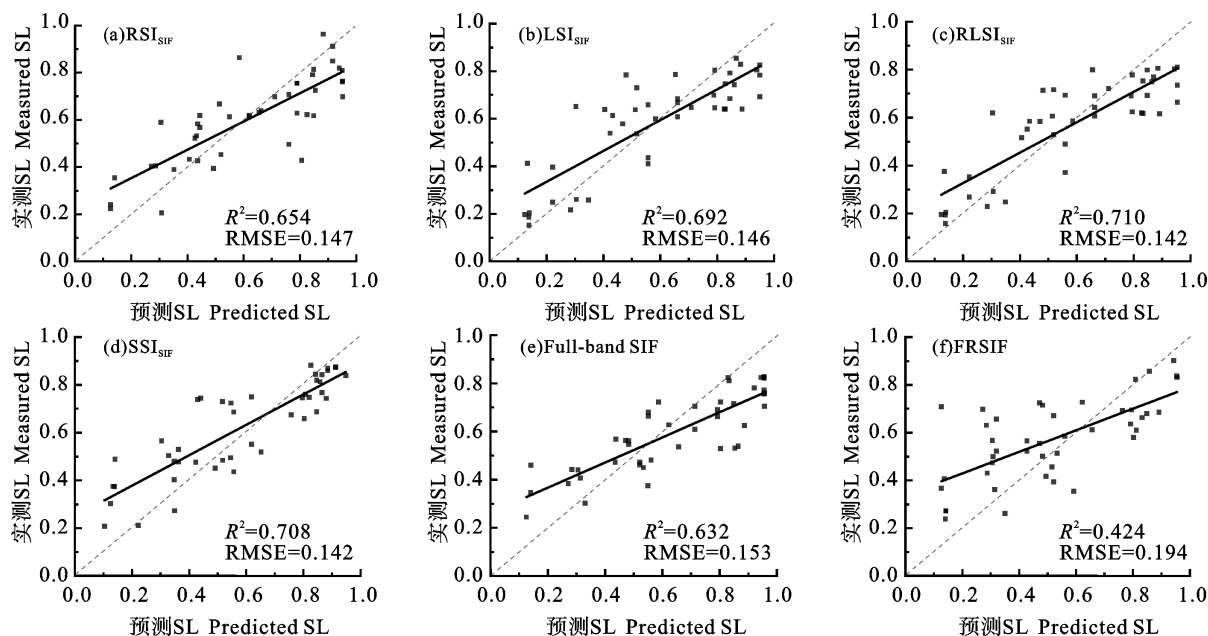


图 9 基于 SVR 的小麦条锈病遥感监测模型测试集结果

Fig. 9 Test set results of the SVR-based wheat stripe rust remote sensing monitoring model

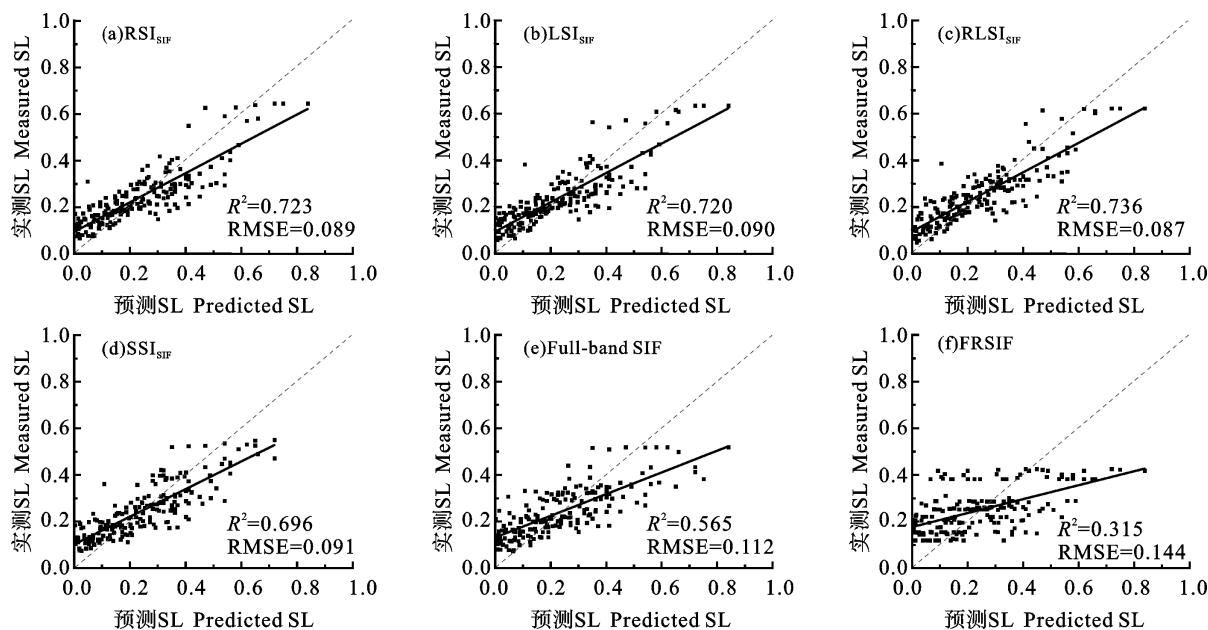


图 10 大田试验小麦条锈病遥感监测模型训练集结果

Fig. 10 Training set results of wheat stripe rust remote sensing monitoring models in the field experiment

利用测试集检验(图 11)发现,基于 SIF 光谱指数构建的 RFR 模型在测试集上都有良好的泛化能力, R^2 均超过 0.67。这表明,4 种 SIF 光谱指数在一定程度上抑制了 SIF 光谱中的噪声干扰,增强了数据的一致性与稳定性,从而提高了小麦条锈病遥感监测模型的精度和可靠性。

3 讨论

小麦受到条锈病侵染后,一方面叶片叶绿素

含量下降,光系统 II 反应中心受损,实际光化学效率降低^[36],使得冠层荧光发射强度及红、近红外两个荧光峰的相对形态发生改变^[37];另一方面病斑扩展及叶片卷曲、干枯等形态变化会改变冠层的叶面积指数和叶片倾角分布,进而影响不同波段 SIF 的再吸收和散射过程^[38]。本研究结果表明,全波段 SIF 相较单波段 FRSIF 能明显提升小麦条锈病严重度的预测精度,这与竞霞等^[39]的研究结果一致,这可能与病害胁迫同时影响光合作

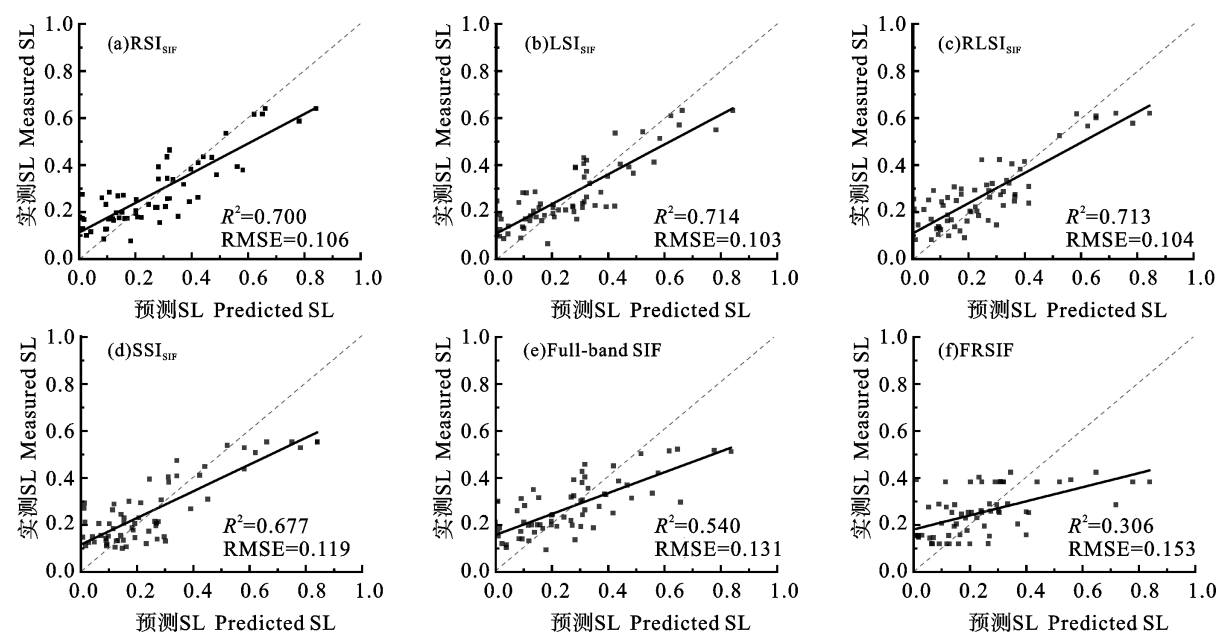


图 11 大田试验小麦条锈病遥感监测模型测试集结果

Fig. 11 Test set results of wheat stripe rust remote sensing monitoring models in the field experiment

用过程和冠层结构有关。单波段 FRSIF 仅记录某一窄波段上的荧光强度变化,难以区分光化学抑制、色素含量下降和冠层结构变化等多种机制的叠加效应;而全波段 SIF 不仅能反映荧光强度变化,还包含了荧光峰位置、峰宽、两峰相对强度、谱形斜率等形状信息,其对条锈病导致的光合生理变化的综合响应更为敏感。

在全波段 SIF 的基础上,本研究通过不同的数学变换构建了 RSI_{SIF} 、 LSI_{SIF} 、 $RLSI_{SIF}$ 、 $FDSI_{SIF}$ 、 SSI_{SIF} 和 DSI_{SIF} 等 6 个 SIF 指数,除 $FDSI_{SIF}$ 外,其余指数与 SL 间的相关性都高于原始全波段 SIF,这可能是由于一阶微分处理在放大局部斜率信息的同时,抑制了原始 SIF 中与 SL 更直接相关的整体幅值信号,并放大了高频噪声,导致信噪比下降,从而拉低了全波段 SIF 与病情严重度的相关性。

所构建的 SIF 指数中, LSI_{SIF} 与 SL 的相关性最高, $RLSI_{SIF}$ 对小麦条锈病遥感监测模型的提升效果最显著,表明条锈病发展过程中 SIF 与 SL 之间并非简单线性关系,而是伴随明显的非线性响应和异方差性,对数变换、倒数变换及相关非线性变换有助于压缩极端值,削弱异方差性,增强中等病情区间的区分度,即使样本分布不均匀也仍能保持较高的判别能力。研究结果不仅在小麦条锈病遥感监测精度提升方面具有重要意义,也为后续开展其他作物病害的遥感监测工作提供了方法参考。

然而,受限于样本数量不足及不同病情严重程度样本分布不均,本研究结果的普适性仍受到一定制约。此外,实地 SIF 的测量易受环境噪声干扰且冠层 SIF 信号不仅与病害胁迫有关,还受到小麦生育期、自身长势等多种因素的综合影响,导致传感器所获取的冠层 SIF 实为病害胁迫与多种非胁迫因素共同作用的结果,一定程度上限制了病害监测精度的进一步提升。后续研究工作可在模型中引入反映生育期和长势的结构与光谱指标,并在更大空间尺度、多品种和多年份数据上开展系统验证,评估 SIF 指数在不同气候条件和品种背景下的稳定性。

4 结论

- (1)在构建的多种荧光指数中,除了 $FDSI_{SIF}$,其余 SIF 指数与 SL 的相关性均有提高,其中 LSI_{SIF} 与 SL 的相关性最高,其与 SL 相关系数较单波段 FRSIF 和全波段 SIF 光谱分别提高了 91% 和 72%。
- (2)以全波段 SIF 为自变量的模型精度优于单波段 FRSIF,说明全波段 SIF 包含了更多信息,具有更强的监测能力。
- (3)对全波段 SIF 进行数学变换构建的 RSI_{SIF} 、 LSI_{SIF} 、 $RLSI_{SIF}$ 和 SSI_{SIF} 可进一步提高模型精度,其中 RFR 整体优于 SVR,且两种算法的结果趋势一致。

(4)大田独立数据集上的训练与测试结果与小区试验结论一致,表明所构建 SIF 指数具备一定稳健性与适用性。

参考文献:

- [1]陈万权,刘太国.我国小麦秋苗条锈病发生规律及其区间菌源传播关系[J].植物保护,2023,49(5):50.
CHEN W Q, LIU T G. Occurrence of wheat stripe rust in autumn-sown seedlings and inter-regional inoculum dispersal of *Puccinia striiformis* f. sp. *tritici* in China [J]. *Plant Protection*, 2023, 49(5): 50.
- [2]刘良云,黄木易,黄文江,等.利用多时相的高光谱航空图像监测冬小麦条锈病[J].遥感学报,2004,8(3):275.
LIU L Y, HUANG M Y, HUANG W J, et al. Monitoring stripe rust disease of winter wheat using multi-temporal hyperspectral airborne data [J]. *Journal of Remote Sensing*, 2004, 8(3): 275.
- [3]罗菊花,黄文江,顾晓鹤,等.基于 PHI 影像敏感波段组合的冬小麦条锈病遥感监测研究[J].光谱学与光谱分析,2010,30(1):184.
LUO J H, HUANG W J, GU X H, et al. Monitoring stripe rust of winter wheat using PHI based on sensitive bands [J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2010, 30(1): 184.
- [4]GUO A T, HUANG W J, YE H C, et al. Identification of wheat yellow rust using spectral and texture features of hyperspectral images [J]. *Remote Sensing*, 2020, 12(9): 1419.
- [5]董锦绘,杨小冬,杨贵军,等.基于近地高光谱信息的小麦条锈病病情指数反演[J].麦类作物学报,2016,36(12):1674.
DONG J H, YANG X D, YANG G J, et al. Inversion of wheat stripe rust disease index based on near ground hyperspectral data [J]. *Journal of Triticeae Crops*, 2016, 36(12): 1674.
- [6]GUO A T, HUANG W J, QIAN B X, et al. Improved early detection of wheat stripe rust through integration pigments and pigment-related spectral indices quantified from UAV hyperspectral imagery [J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2024, 135: 104281.
- [7]CROSS J F, COBO N, DREWRY D T. Non-invasive diagnosis of wheat stripe rust progression using hyperspectral reflectance [J]. *Frontiers in Plant Science*, 2024, 15: 1429879.
- [8]LI X, XIAO J F. A global, 0.05-degree product of solar-induced chlorophyll fluorescence derived from OCO-2, MODIS, and reanalysis data [J]. *Remote Sensing*, 2019, 11(5): 517.
- [9]ZHAO W H, RONG Y P, ZHOU Y Z, et al. The relationship of gross primary productivity with NDVI rather than solar-induced chlorophyll fluorescence is weakened under the stress of drought [J]. *Remote Sensing*, 2024, 16(3): 555.
- [10]ZENG Y L, CHEN M, HAO D L, et al. Combining near-infrared radiance of vegetation and fluorescence spectroscopy to detect effects of abiotic changes and stresses [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2022, 270: 112856.
- [11]LIU X J, LIU L Y, HU J C, et al. Improving the potential of red SIF for estimating GPP by downscaling from the canopy level to the photosystem level [J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2020, 281: 107846.
- [12]张永江,黄文江,王纪华,等.基于 Fraunhofer 线的小麦条锈病荧光遥感探测[J].中国农业科学,2007,40(1):78.
ZHANG Y J, HUANG W J, WANG J H, et al. Chlorophyll fluorescence sensing to detect stripe rust in wheat (*Triticum aestivum* L.) fields based on Fraunhofer lines [J]. *Scientia Agricultura Sinica*, 2007, 40(1): 78.
- [13]竞霞,吕小艳,张超,等.基于 SIF-PLS 模型的冬小麦条锈病早期光谱探测[J].农业机械学报,2020,51(6):191.
JING X, LÜ X Y, ZHANG C, et al. Early detection of winter wheat stripe rust based on SIF-PLS model [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2020, 51(6): 191.
- [14]高媛,竞霞,刘良云,等.基于多核支持向量机的小麦条锈病遥感监测研究[J].麦类作物学报,2020,40(1):118.
GAO Y, JING X, LIU L Y, et al. Remote sensing monitoring of wheat stripe rust based on multiple kernel SVM [J]. *Journal of Triticeae Crops*, 2020, 40(1): 118.
- [15]闫菊梅,竞霞,张腾,等.协同冠层 SIF 和 PRI 光谱指数的构建及其在小麦条锈病监测中的应用[J].西北农林科技大学学报(自然科学版),2021,49(12):113.
YAN J M, JING X, ZHANG T, et al. Establishment of spectral index based on canopy SIF and PRI and its application in monitoring wheat stripe rust [J]. *Journal of Northwest A & F University (Natural Science Edition)*, 2021, 49(12): 113.
- [16]段维纳,竞霞,刘良云,等.融合 SIF 和反射光谱的小麦条锈病遥感监测[J].光谱学与光谱分析,2022,42(3):859.
DUAN W N, JING X, LIU L Y, et al. Monitoring of wheat stripe rust based on integration of SIF and reflectance spectrum [J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2022, 42(3): 859.
- [17]竞霞,张震华,叶启星,等.基于红光波段日光诱导叶绿素荧光逃逸率的小麦条锈病遥感监测[J].农业工程学报,2024,40(17):179.
JING X, ZHANG Z H, YE Q X, et al. Remote sensing monitoring of wheat stripe rust based on red solar-induced chlorophyll fluorescence escape rate [J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2024, 40(17): 179.
- [18]YANG C, TAN Y L, BRUZZONE L, et al. Discriminative feature metric learning in the affinity propagation model for band selection in hyperspectral images [J]. *Remote Sensing*, 2017, 9(8): 782.
- [19]白宗瑀,竞霞,张腾,等. MDBPSO 算法优化的全波段光谱数据协同冠层 SIF 监测小麦条锈病[J].作物学报,2020,46(8):1248.
BAI Z F, JING X, ZHANG T, et al. Canopy SIF synergize with total spectral reflectance optimized by the MDBPSO algorithm to monitor wheat stripe rust [J]. *Acta Agronomica Sinica*, 2020, 46(8): 1248.

- [20] JING X, LI B Y, YE Q X, *et al.* Integrate the canopy SIF and its derived structural and physiological components for wheat stripe rust stress monitoring [J]. *Remote Sensing*, 2022, 14 (14): 3427.
- [21] LIU X J, LIU L Y, ZHANG S, *et al.* New spectral fitting method for full-spectrum solar-induced chlorophyll fluorescence retrieval based on principal components analysis [J]. *Remote Sensing*, 2015, 7(8): 10626.
- [22] PLASCYK J A, GABRIEL F C. The Fraunhofer line discriminator MKII—an airborne instrument for precise and standardized ecological luminescence measurement [J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 1975, 24(4): 306.
- [23] ALONSO L, GOMEZ-CHOVA L, VILA-FRANCES J, *et al.* Improved Fraunhofer line discrimination method for vegetation fluorescence quantification [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2008, 5(4): 620.
- [24] JI M H, TANG B H. Comparison of four different Sun-induced chlorophyll fluorescence retrieval algorithms using simulated and field-measured data [C]. *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, 2018: 2741.
- [25] GOULAS Y, FOURNIER A, DAUMARD F, *et al.* Gross primary production of a wheat canopy relates stronger to far red than to red solar-induced chlorophyll fluorescence [J]. *Remote Sensing*, 2017, 9(1): 97.
- [26] 竞霞, 白宗璠, 高媛, 等. 利用随机森林法协同 SIF 和反射率光谱监测小麦条锈病[J]. *农业工程学报*, 2019, 35(13): 154.
- JING X, BAI Z F, GAO Y, *et al.* Wheat stripe rust monitoring by random forest algorithm combined with SIF and reflectance spectrum [J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2019, 35(13): 154.
- [27] 竞霞, 赵佳琪, 叶启星, 等. 基于红光波段冠层 SIF 降尺度的小麦条锈病遥感监测[J]. *农业机械学报*, 2024, 55(7): 252.
- JING X, ZHAO J Q, YE Q X, *et al.* Remote sensing monitoring of wheat stripe rust based on canopy downscaling using red SIF [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2024, 55(7): 252.
- [28] VAN WITTENBERGHE S, ALONSO L, VERRELST J, *et al.* Bidirectional Sun-induced chlorophyll fluorescence emission is influenced by leaf structure and light scattering properties: A bottom-up approach [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2015, 158: 169.
- [29] VERRELST J, VAN DER TOL C, MAGNANI F, *et al.* Evaluating the predictive power of Sun-induced chlorophyll fluorescence to estimate net photosynthesis of vegetation canopies: A SCOPE modeling study [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2016, 176: 139.
- [30] 王宇, 汪泓, 肖玖军, 等. 基于优化植被指数组合的多品种辣椒叶片叶绿素数值估测[J]. *浙江农业学报*, 2023, 35(9): 2109.
- WANG Y, WANG H, XIAO J J, *et al.* Numerical estimation of chlorophyll in pepper leaves based on optimized vegetation index combination [J]. *Acta Agriculturae Zhejiangensis*, 2023, 35(9): 2109.
- [31] 李广华, 高宇, 郑冬青, 等. 基于高光谱成像技术的古书画纸张老化程度评估研究[J]. *北京化工大学学报(自然科学版)*, 2025, 52(5): 209.
- LI G H, GAO Y, ZHENG D Q, *et al.* Assessment of the aging of ancient Chinese painting paper based on hyperspectral imaging technology [J]. *Journal of Beijing University of Chemical Technology (Natural Science Edition)*, 2025, 52(5): 209.
- [32] 王玮莹, 彭金榜, 朱婉雪, 等. 基于无人机遥感的盐渍化土壤有机质反演方法研究[J]. *地球信息科学学报*, 2024, 26(3): 736.
- WANG W Y, PENG J B, ZHU W X, *et al.* Study on retrieval method of soil organic matter in salinity soil using unmanned aerial vehicle remote sensing [J]. *Journal of Geo-Information Science*, 2024, 26(3): 736.
- [33] 邓昀, 王君, 陈守学, 等. 基于 PCA-DBO-SVR 的林地土壤有机质高光谱反演模型[J]. *光谱学与光谱分析*, 2025, 45(2): 569.
- DENG Y, WANG J, CHEN S X, *et al.* Hyperspectral inversion model of forest soil organic matter based on PCA-DBO-SVR [J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2025, 45(2): 569.
- [34] PROBST P, WRIGHT M N, BOULESTEIX A L. Hyperparameters and tuning strategies for random forest [J]. *WIREs Data Mining and Knowledge Discovery*, 2019, 9(3): e1301.
- [35] 竞霞, 张腾, 白宗璠, 等. 融合 GA 与 SVR 算法的小麦条锈病特征优选与模型构建[J]. *农业机械学报*, 2020, 51(11): 253.
- JING X, ZHANG T, BAI Z F, *et al.* Feature selection and model construction of wheat stripe rust based on GA and SVR algorithm [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2020, 51(11): 253.
- [36] CHEN Y E, CUI J M, SU Y Q, *et al.* Influence of stripe rust infection on the photosynthetic characteristics and antioxidant system of susceptible and resistant wheat cultivars at the adult plant stage [J]. *Frontiers in Plant Science*, 2015, 6: 779.
- [37] DU K Q, JING X, ZENG Y L, *et al.* An improved approach to monitoring wheat stripe rust with Sun-induced chlorophyll fluorescence [J]. *Remote Sensing*, 2023, 15(3): 693.
- [38] YANG P Q, VAN DER TOL C. Linking canopy scattering of far-red sun-induced chlorophyll fluorescence with reflectance [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2018, 209: 456.
- [39] 竞霞, 叶启星, 李冰玉, 等. 基于全波段 SIF 光谱形状特征的小麦条锈病遥感监测[J]. *农业机械学报*, 2025, 56(6): 468.
- JING X, YE Q X, LI B Y, *et al.* Remote sensing monitoring of wheat stripe rust based on shape characteristics of full-spectrum SIF [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2025, 56(6): 468.